

Commande sans capteurs mécaniques de vitesse et de position

VI.1 Introduction

Récemment, plusieurs recherches ont été orientées pour le développement de la commande du MSAP sans utilisation de capteurs. Ceci, sous la demande accrue de l'industrie qui veut éviter les problèmes rencontrés dans les systèmes de régulation, causés par les imperfections inhérentes aux capteurs de mouvement de rotation utilisés. L'incorporation de ces capteurs dans les systèmes peut augmenter leur complexité et leur encombrement. D'un autre côté, les mesures provenant de ces capteurs sont souvent bruitées et erronées surtout aux faibles vitesses [LAA 01].

Pour ces raisons, plusieurs auteurs ont proposé différentes stratégies basées sur la théorie d'estimation de l'automatisme en vue de déterminer la position et la vitesse pour la commande de la MSAP.

Ce chapitre présente une description générale d'un contrôle sans capteurs de vitesse et de position d'une MSAP alimentée par un onduleur de tension à *MLI*.

Dans la section (VI.4), le filtre de Kalman étendu est associé à un entraînement de la MSAP piloté par une commande vectorielle PI. Tandis que, dans la section (VI.5), le filtre de Kalman étendu est associé à un entraînement de la MSAP piloté par une commande à mode glissant.

VI.2 Filtre de Kalman étendu

VI.2.1 Principe

Le filtre de Kalman étendu est un outil mathématique capable de déterminer des grandeurs d'états non mesurables évolutives ou des paramètres du système d'état à partir des grandeurs physiques mesurables [BOU 96].

Ce filtre repose sur un certain nombre d'hypothèses, notamment sur les bruits. En effet, ils suppose que les bruits qui affectent le modèle sont centrés et blancs et que ceux-ci sont décorrelés des états estimés. De plus, les bruits d'état doivent être décorrelés des bruits de mesure.

VI.2.2 Algorithme

Etant donné le modèle stochastique non linéaire suivant [BOU 96], [BEN 98]:

$$\begin{cases} x(k+1) = f(x(k), u(k)) + w(k) \\ y(k) = h(x(k)) + v(k) \end{cases} \quad (\text{VI.1})$$

avec

$w(k)$: vecteur de bruit d'état

$v(k)$: vecteur de bruit de mesure

On ramène ce système non linéaire en un système linéaire et en déduit l'ensemble des équations du filtre de Kalman étendu. La procédure d'estimation se décompose en deux étapes:

Etape 1 : Phase de prédiction

§ Estimation sous forme de prédiction :

$$\hat{x}(k+1/k) = f(\hat{x}(k/k), u(k)) \quad (\text{VI.2})$$

Cette étape permet de construire une première estimation du vecteur d'état à l'instant $k+1$. On cherche alors à déterminer sa variance.

§ calcul de la matrice de covariance de l'erreur de prédiction :

$$P(k+1/k) = F(k)P(k)F(k)^T + Q \quad (\text{VI.3})$$

Avec :

$$F(k) = \left. \frac{\partial f(x(k), u(k))}{\partial x^T(k)} \right|_{x(k)=\hat{x}(k/k)} \quad (\text{VI.4})$$

Etape 2: Phase de correction

En fait, la phase de prédiction permet d'avoir un écart entre la sortie mesurée y_{k+1} et la sortie prédite $\hat{y}_{k+1/k}$. Pour améliorer l'état, il faut donc tenir compte de cet écart et le corriger par l'intermédiaire du gain du filtre K_{k+1} . En minimisant la variance de l'erreur, on obtient les expressions suivantes :

§ calcul du gain de Kalman :

$$K(k+1) = P(k+1/k).H(k)^T.(H(k)P(k+1/k)H(k)^T + R)^{-1} \quad (\text{VI.5})$$

Avec:

$$H(k) = \left. \frac{\partial h(x(k))}{\partial x(k)} \right|_{x(k)=\hat{x}(k)} \quad (\text{VI.6})$$

§ Calcul de la matrice de covariance de l'erreur du filtre :

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - K(k+1)H(k)P(k+1/k) \quad (\text{VI.7})$$

§ Estimation du vecteur d'état à l'instant $k+1$:

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)(y(k+1) - H\hat{x}(k+1/k)) \quad (\text{VI.8})$$

La figure 1.3 présente le schéma de principe du filtre de Kalman étendu [FRA 05].

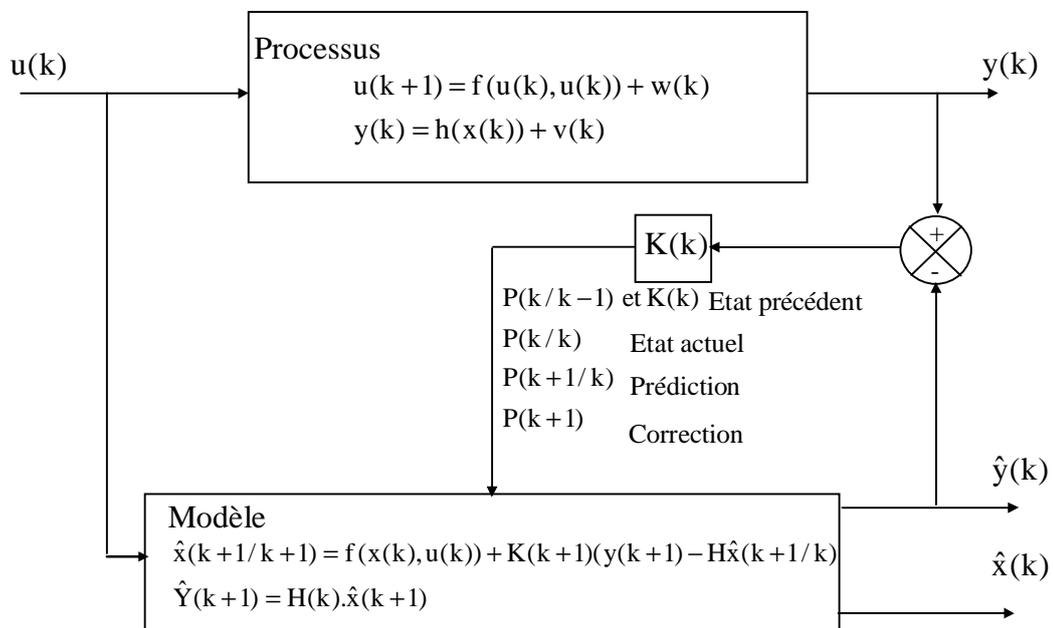


Figure 6.1 : Principe d'un filtre de Kalman

VI.3 Application du filtre de Kalman étendu à la MSAP

Le choix du référentiel pour l'application du filtre de Kalman étendu est essentiel. Le cas idéal consisterait à utiliser le référentiel de Park lié au rotor.

Dans notre cas, on a choisit un modèle avec ce référentiel (lié au rotor) présenté dans (VI.9) et le filtre de Kalman étendu est utilisé pour l'estimation du vecteur d'état x_k composé des courants I_d et I_q , la vitesse mécanique de rotation et la position du rotor. Dans ce modèle non linéaire, on a supposé que la vitesse mécanique est un état et pas un paramètre.

$$\begin{cases} x(k+1) = f(x(k), u(k)) + w(k) \\ y(k) = h(x(k)) + v(k) \end{cases} \quad (\text{VI.9})$$

Avec :

$$f(x(k), u(k)) = \begin{bmatrix} I_d & I_q & \Omega & \theta \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} (1 - T_s \frac{R_s}{L_d}) I_d + p\Omega T_s \frac{L_q}{L_d} I_q + T_s \frac{1}{L_d} V_d \\ (-p\Omega T_s \frac{L_d}{L_q}) I_d + (1 - T_s \frac{R_s}{L_q}) I_q - T_s \frac{\phi_{sf}}{L_q} p\Omega + T_s \frac{1}{L_q} V_q \\ pT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_q I_d + pT_s \frac{\phi_{sf}}{J} I_q + (1 - T_s \frac{f}{J}) \Omega - T_s \frac{1}{J} C_r \\ \Omega \end{bmatrix}$$

et:

$$h = \begin{bmatrix} I_d & I_q \end{bmatrix}^T$$

VI.3.1 Détermination des matrices F et H

Les matrices de linéarisation F et H nous permettent de linéariser le système en chaque instant de fonctionnement. Elles sont données comme suit:

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 - T_s \frac{R_s}{L_d} & p\Omega T_s \frac{L_q}{L_d} & T_s \frac{pL_q}{L_d} I_q & 0 \\ -p\Omega T_s \frac{L_d}{L_q} & 1 - T_s \frac{R_s}{L_q} & (-T_s \frac{p\phi_{sf}}{L_q} + T_s \frac{pL_d}{L_q} I_d) & 0 \\ pT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_q & pT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_d + pT_s \frac{\phi_{sf}}{J} & 1 - T_s \frac{f}{J} & 0 \\ 0 & 0 & T_s & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{VI.10})$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{VI.11})$$

Le filtre de Kalman étendu nécessite un vecteur de commande (entrée) composé de deux composantes d'axe dq du courant et de la tension ainsi que le couple de charge C_r . Or, ce couple de charge est difficilement mesurable ce qui nous oblige à utiliser son estimé.

La méthode proposée par *lePioufle* permet d'estimer en temps réel le couple de charge [MER 02]. La figure 6.2 illustre le principe de l'estimation.

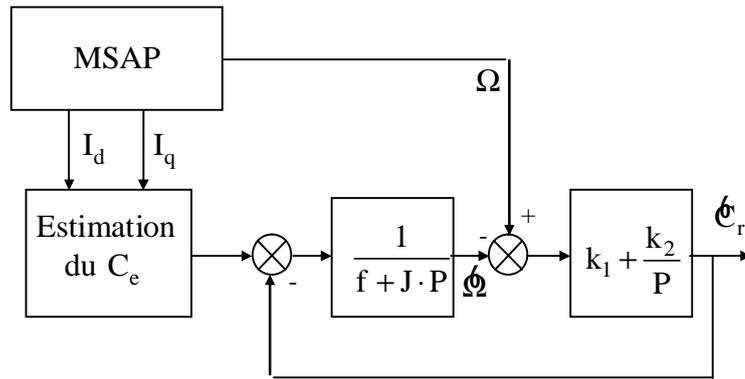


Figure 6.2: Estimation du couple charge

L'erreur entre la vitesse mesurée et la vitesse estimée est présentée comme entrée d'un régulateur PI dont la sortie est:

$$\phi_r = \frac{1 + \frac{k_1}{k_2} \cdot P}{1 + \frac{1+k_1}{k_2} \cdot P + \frac{1}{k_2} \cdot P^2} \cdot C_r \tag{VI.12}$$

k_1 et k_2 sont déterminés par une imposition des pôles.

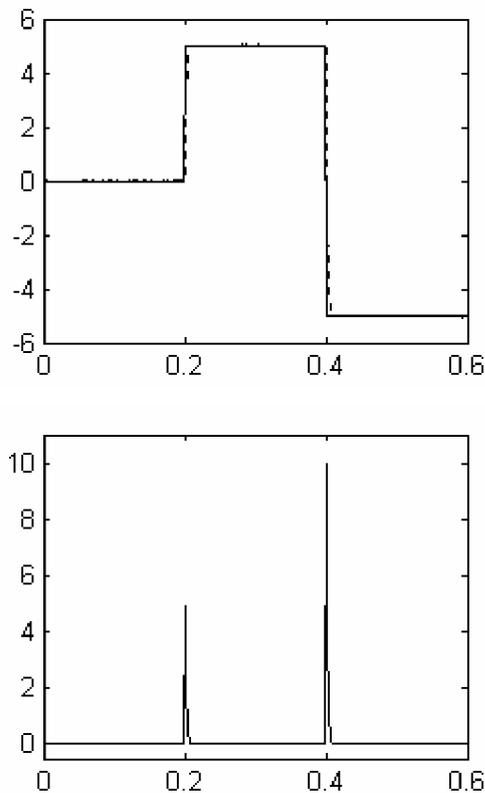


Figure 6.3: Estimation du couple charge

La figure 6.3 montre l'estimation du couple de charge pour une référence imposée comme suit: à $t=0.2$ s, un échelon de couple de charge $C_r = 5\text{Nm}$ est appliqué, puis à $t=0.4$ s, la charge est inversée et $C_r = -5\text{Nm}$. On peut noter que l'estimation de ce couple est satisfaisante. Le couple estimé suit sa référence lors de la variation brusque de 5Nm à -5Nm .

VI.3.2 Choix des matrices de covariance Q et R

Ce sont via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leur but est de minimiser les erreurs liées à une modélisation approchée et à la présence de bruits sur les mesures. Ce réglage requiert une attention particulière et seul un réglage en ligne permet de valider le fonctionnement du filtre. Cependant, quelques grandes lignes permettent de comprendre l'influence du réglage de ces valeurs par rapport à la dynamique et la stabilité du filtrage.

La matrice Q liée aux bruits entachant l'état, permet de régler la qualité estimée de notre modélisation et de sa discrétisation. Une forte valeur de Q donne une forte valeur du gain K réduisant l'importance de la modélisation et de la dynamique du filtre. La mesure possède alors un poids relatif plus important. Une trop forte valeur de Q peut cependant créer une instabilité de l'observateur.

La matrice R règle quant à elle le poids des mesures. Une forte valeur indique une grande incertitude de la mesure. Par contre, une faible valeur permet de donner un poids important à la mesure. Cependant, il faut faire attention au risque d'instabilité aux faibles valeurs de R.

VI.4 Simulation d'une commande vectorielle sans capteur mécanique de vitesse et de position

VI.4.1 Présentation du système simulé

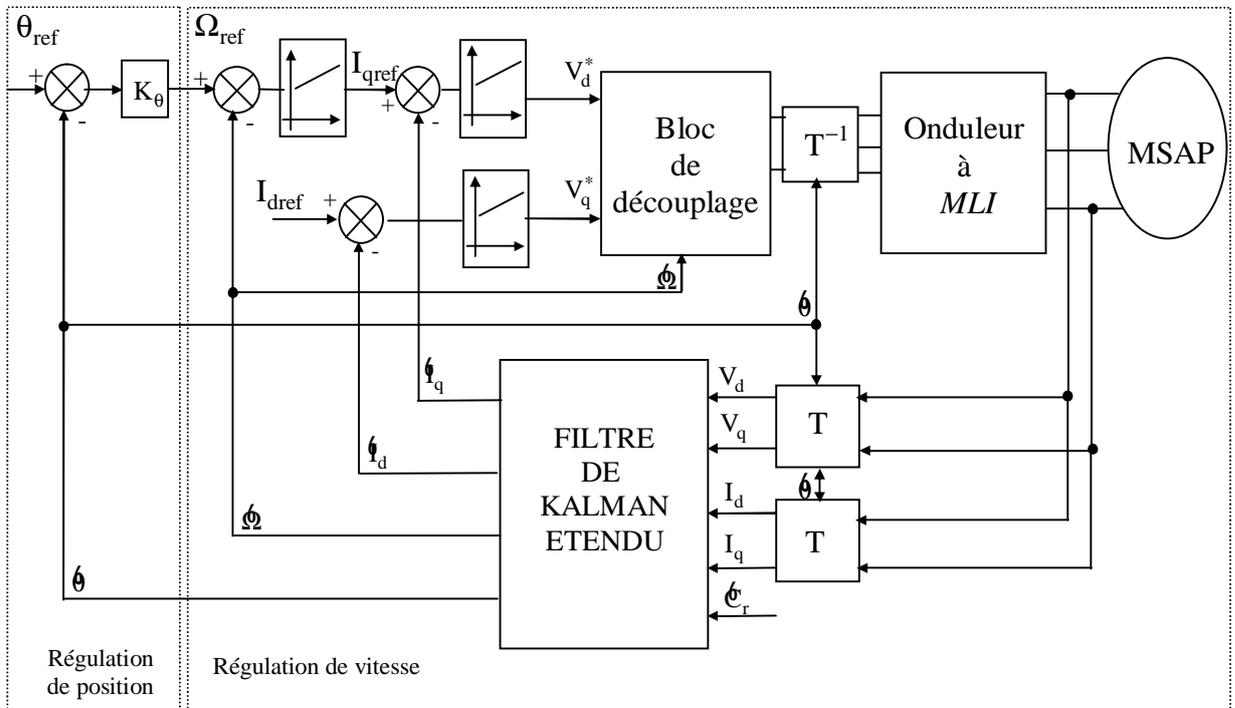


Figure 6.4: Schéma global de la commande vectorielle de la MSAP avec l'application du filtre de Kalman étendu.

VI.4.2 Résultats de simulation

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme d'estimation par le filtre de Kalman étendu et par conséquent les performances du système d'entraînement global, nous avons soumis notre système à divers tests de simulation, pour une commande vectorielle en vitesse et en position.

a. Asservissement de vitesse

La figure 6.5 montre une réponse de vitesse évolue comme suit: à l'instant initial, on applique un échelon de vitesse de 200rad/s. A $t= 0.1s$, on applique un couple de charge de 5Nm, le sens de rotation du moteur est inversé à -200rad/s à $t=0.2 s$ et finalement à $t=0.4s$, la référence de vitesse devient +20rad/s. Notons, que les réponses en vitesse et position estimées et réelles sont données dans le même graphe.

On observe que les résultats d'estimation sont très satisfaisants en terme de robustesse. En effet, la figure 6.5 montre que les erreurs d'estimation sont faibles, même lors des variations importantes de la vitesse. On peut noter aussi que, ce filtre donne des bons résultats aux basses vitesses. Il est bien clair, d'après ces résultats, que cet algorithme de réglage sans capteurs proposé possède une large capacité de réglage de vitesse et une bonne réponse aussi bien en transitoire qu'en statique.

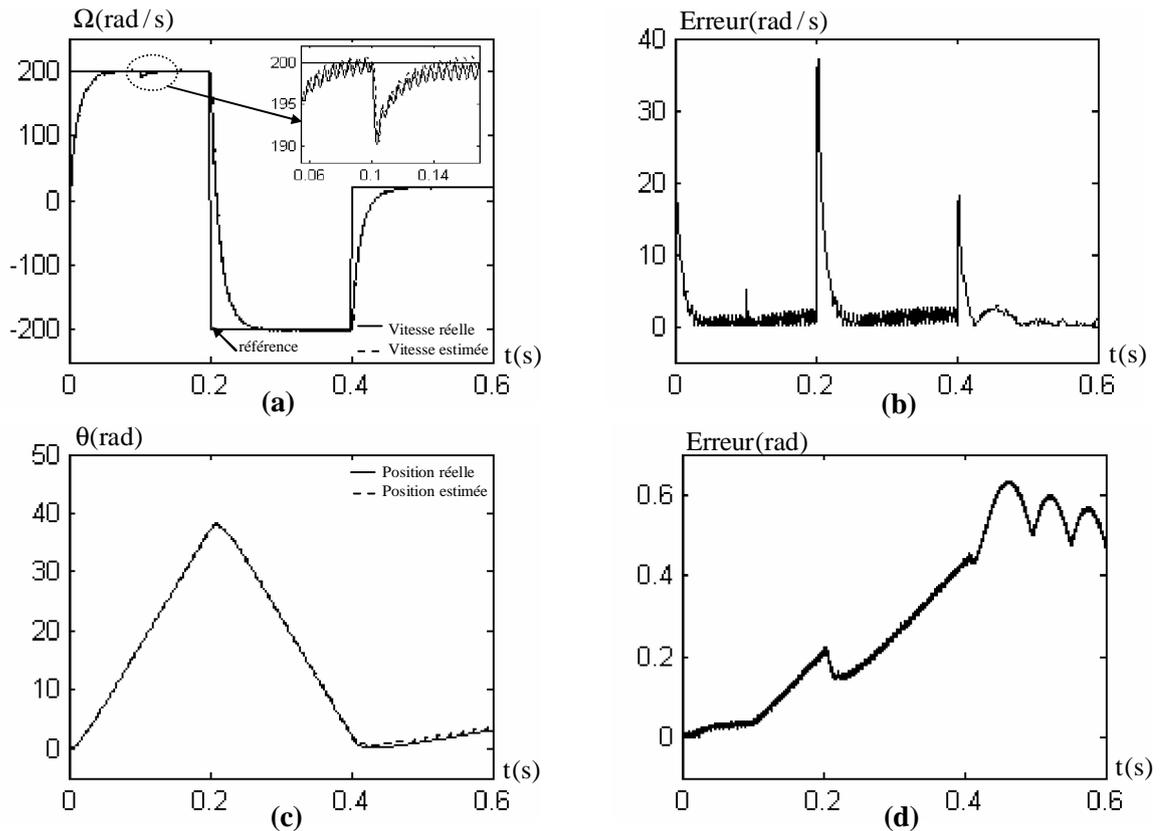


Figure 6.5: Comportement dynamique de la MSAP pour l'asservissement de la vitesse par une commande PI.

- (a) vitesse réelle et estimée.
- (b) erreur d'estimation de la vitesse.
- (c) position réelle et estimée.
- (d) erreur d'estimation de la position.

b. Asservissement de position

Pour l'asservissement de position on donne les résultats de simulation des figures 6.6 et 6.7, la figure 6.6 donne le comportement de la MSAP pour un échelon de position de 360° suivie d'une application de la charge de 5Nm à $t=0.2$ s. Tandis que, la figure 6.7 donne le comportement de la MSAP pour une inversion de la position de 360° à -360° à $t=0.2$ s.

On remarque que, les valeurs réelles et estimées de la position et de la vitesse obtenue sont comparables et que leurs erreurs d'estimation sont faibles en présence d'une perturbation externe. Cependant, on observe une divergence du filtre pour le cas d'inversion de la position.

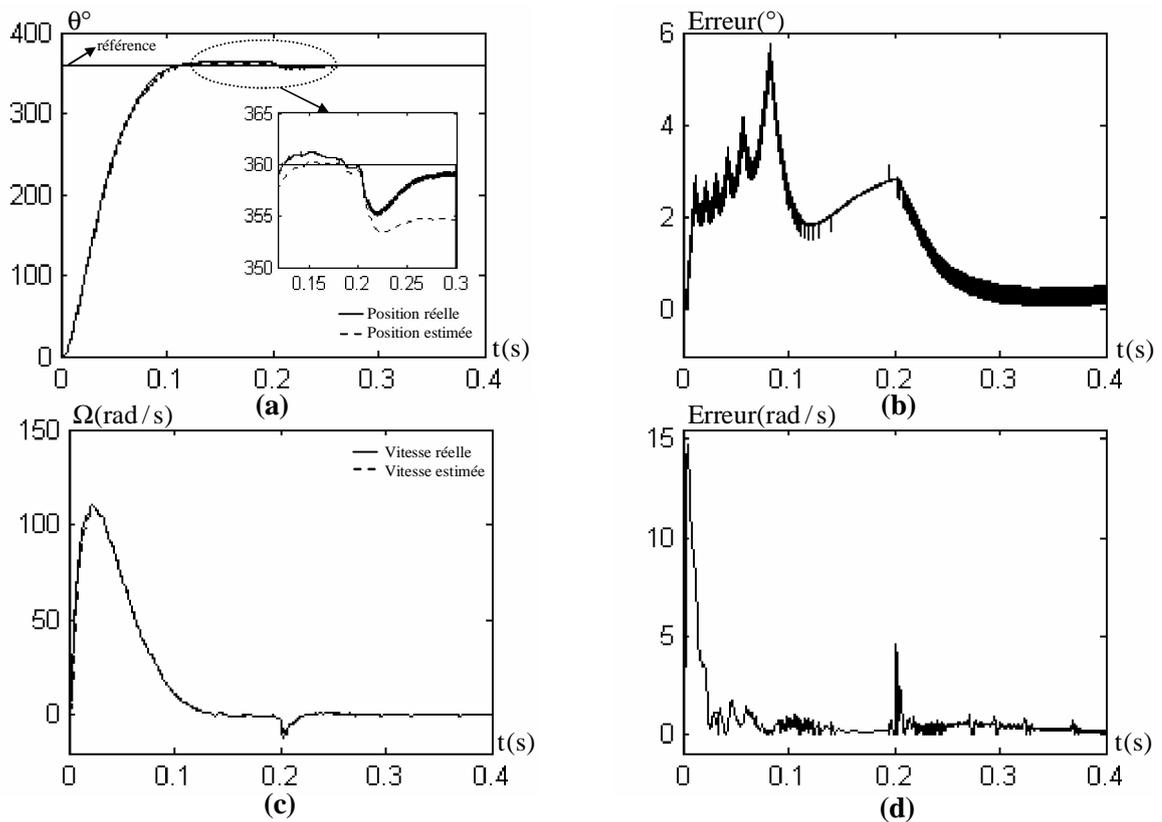


Figure 6.6: Résultats de simulation pour l'asservissement de la position de la MSAP par une commande PI pour un démarrage à un échelon de position suivi d'une charge de 5 N.m à l'instant $t=0.2$ s.

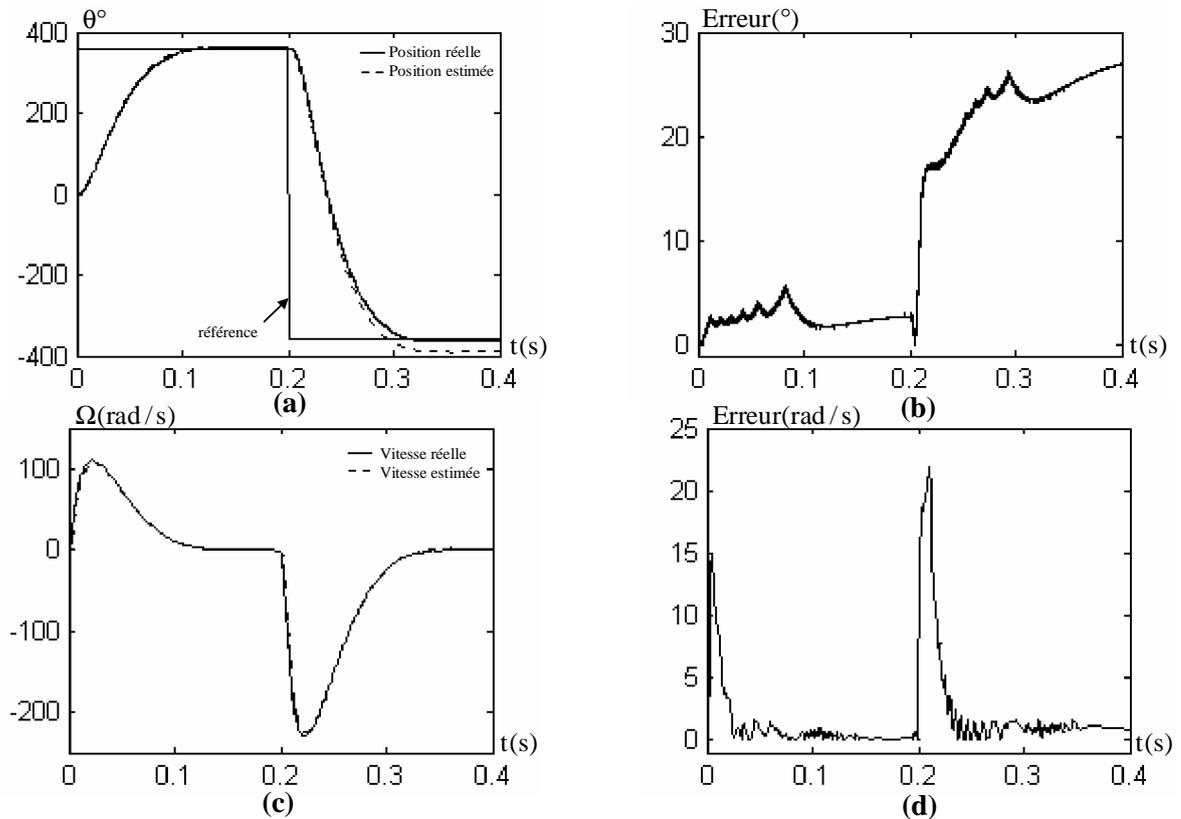


Figure 6.7: Résultats de simulation pour l'asservissement de la position de la MSAP par une commande PI pour l'inversion de la position à l'instant $t=0.2$ s.

- (a) vitesse réelle et estimée.
- (b) erreur d'estimation de la vitesse.
- (c) position réelle et estimée.
- (d) erreur d'estimation de la position.

VI.5 Simulation d'une commande par mode glissant sans capteur mécanique de vitesse et de position

VI.5.1 Présentation du système simulé

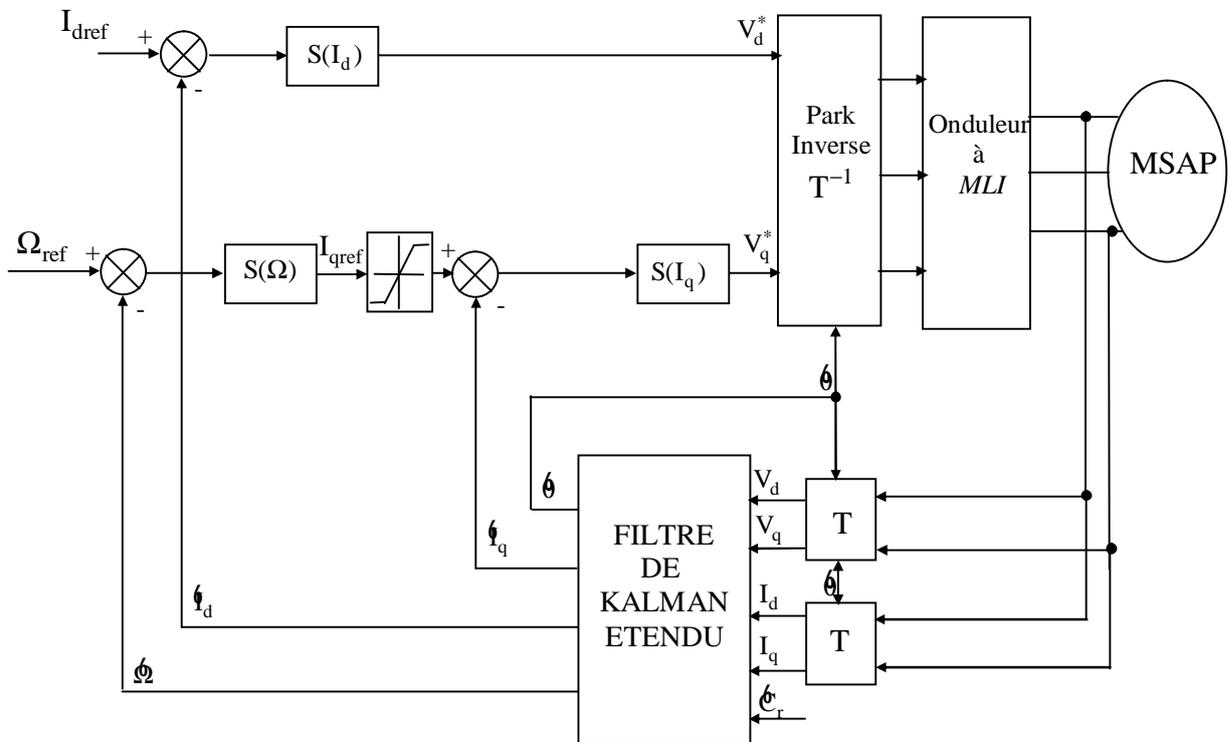


Figure 6.8: Schéma global de la CSV de la vitesse avec l'application du filtre de Kalman étendu.

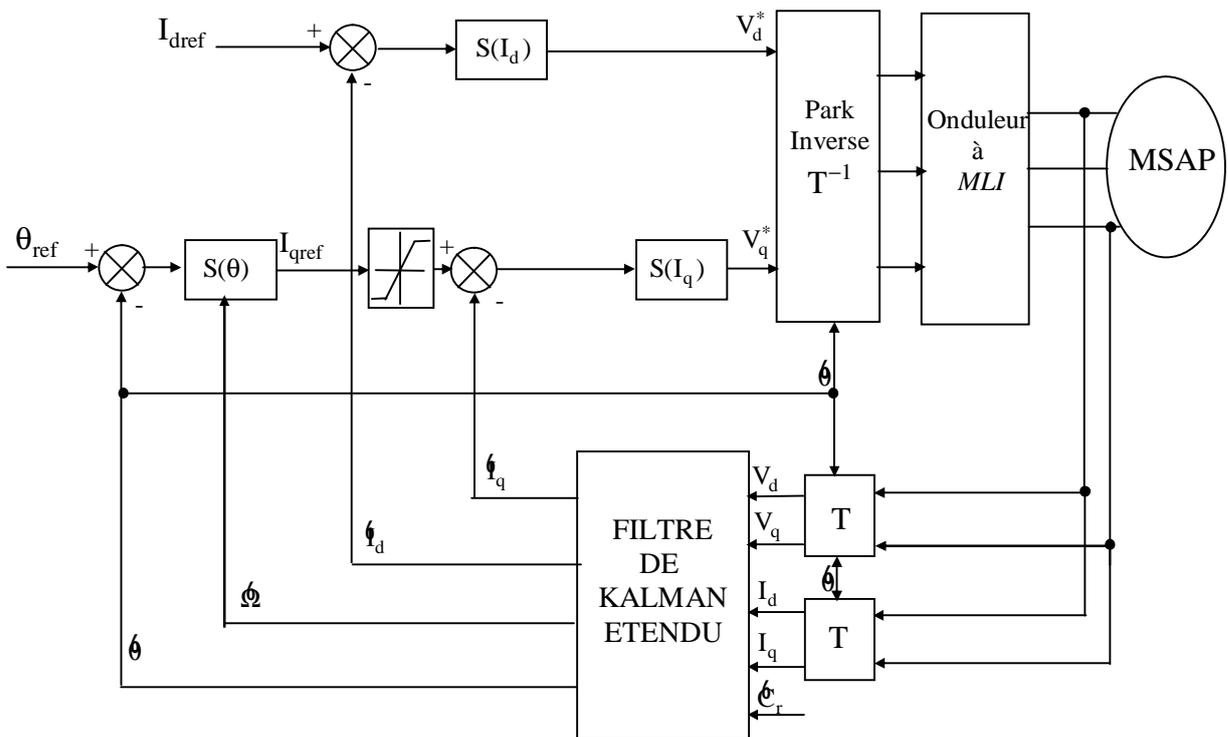


Figure 6.9: Schéma global de la CSV de la position avec l'application du filtre de Kalman étendu.

VI.5.2 Résultats de simulation

Dans ce cas, le filtre de Kalman étendu est associé à un réglage de vitesse et de position par le mode de glissement. En suivant le même chemin précédent, les résultats de simulation sont comme suit:

a. Asservissement de vitesse

La figure 6.10 montre la vitesse réelle et estimée ainsi que la position angulaire réelle et estimée correspondante. L'erreur d'estimation de la vitesse et de la position montre que ces grandeurs suivent leurs estimés avec exactitude en régime permanent qu'en transitoire (démarrage, application de la charge et inversion du sens de rotation). On peut conclure que, les comportements statique et dynamique du système d'entraînement global sont meilleurs que ceux obtenus avec la commande vectorielle PI associée à ce filtre.

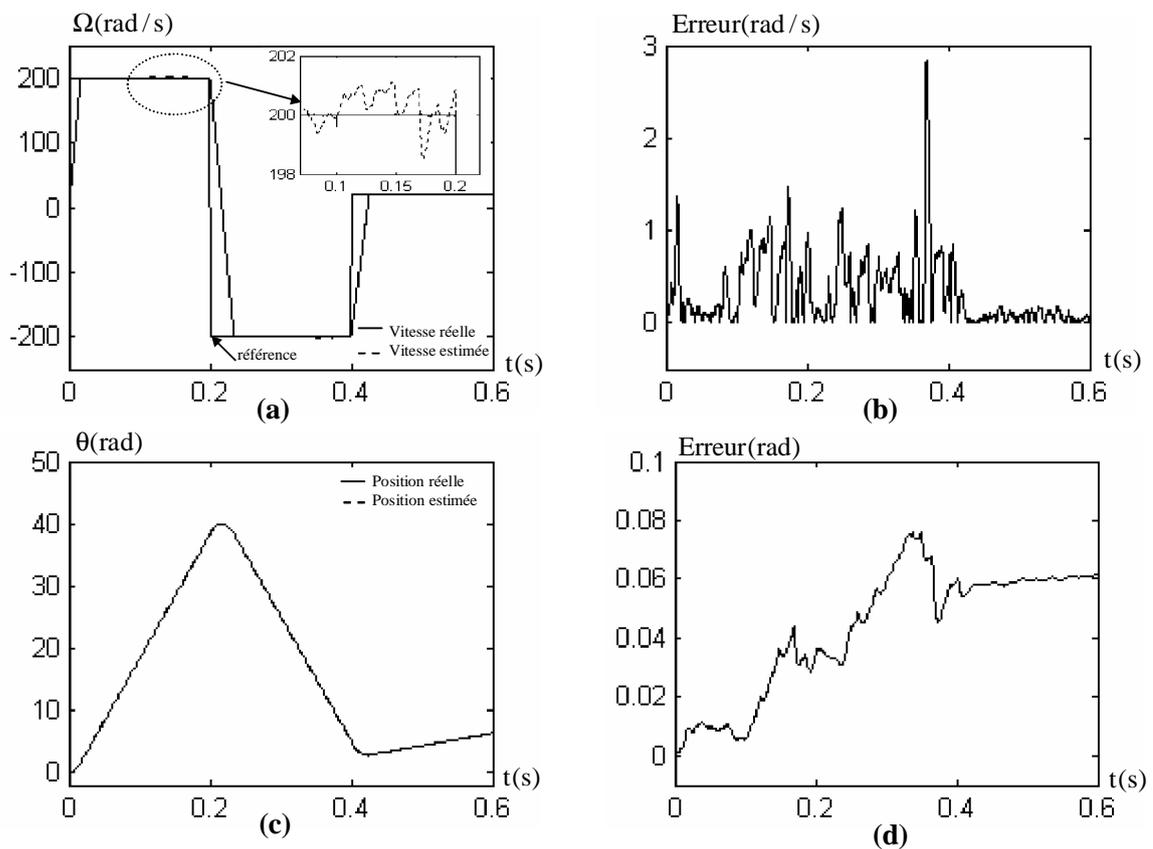


Figure 6.10: Comportement dynamique de la MSAP pour l'asservissement de la vitesse par une commande à structure variable.

- (b) vitesse réelle et estimée.
- (b) erreur d'estimation de la vitesse.
- (c) position réelle et estimée.
- (d) erreur d'estimation de la position.

b. Asservissement de position

Les résultats de simulation (figure 6.11, 6.12) donnés dans cette section, montrent la robustesse du filtre proposé et par conséquent le système d'entraînement global pour le cas d'asservissement de position.

En comparant avec les résultats de la commande vectorielle PI, nous constatons que le réglage par mode de glissement avec le filtre de Kalman étendu apporte des améliorations importantes au système d'entraînement.

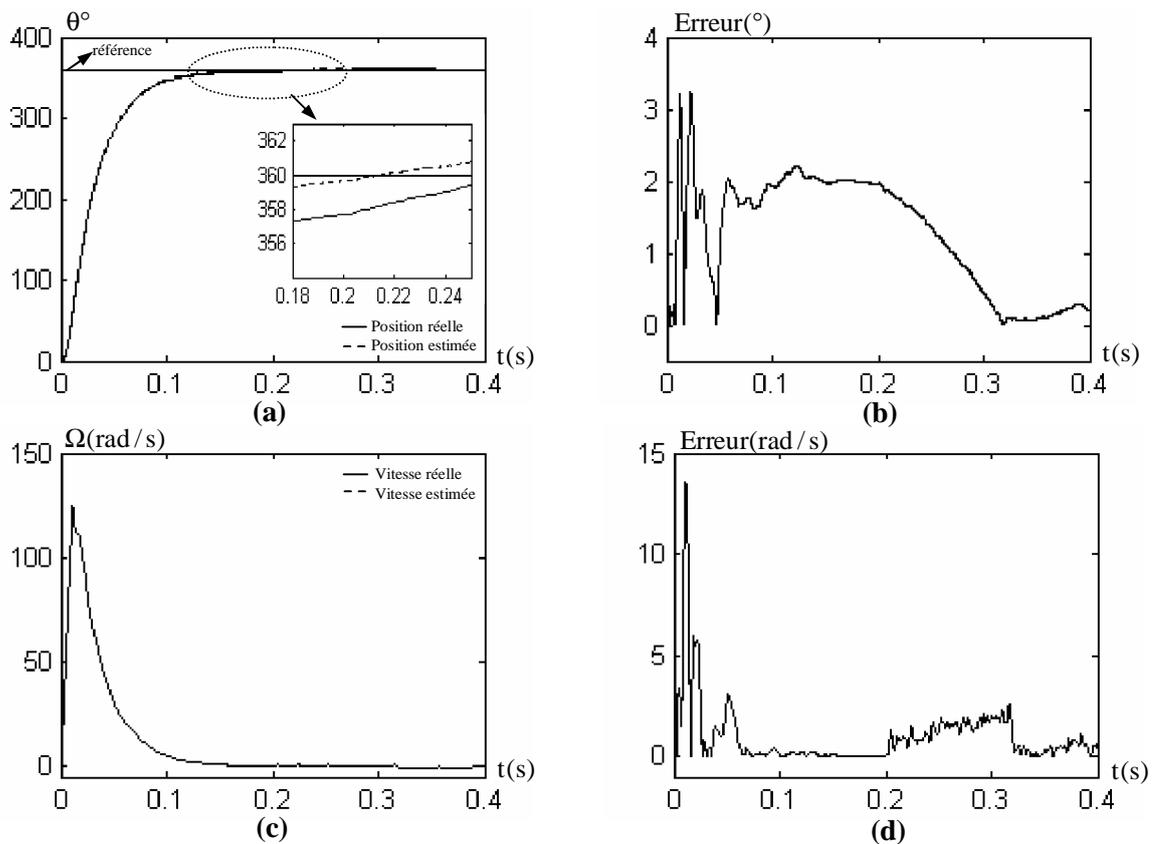


Figure 6.11: Résultats de simulation pour l'asservissement de la position de la MSAP par une commande à structure variable, pour un démarrage à un échelon de position suivi d'une charge de 5 N.m à l'instant $t=0.2$ s.

- (a) vitesse réelle et estimée.
- (b) erreur d'estimation de la vitesse.
- (c) position réelle et estimée.
- (d) erreur d'estimation de la position.

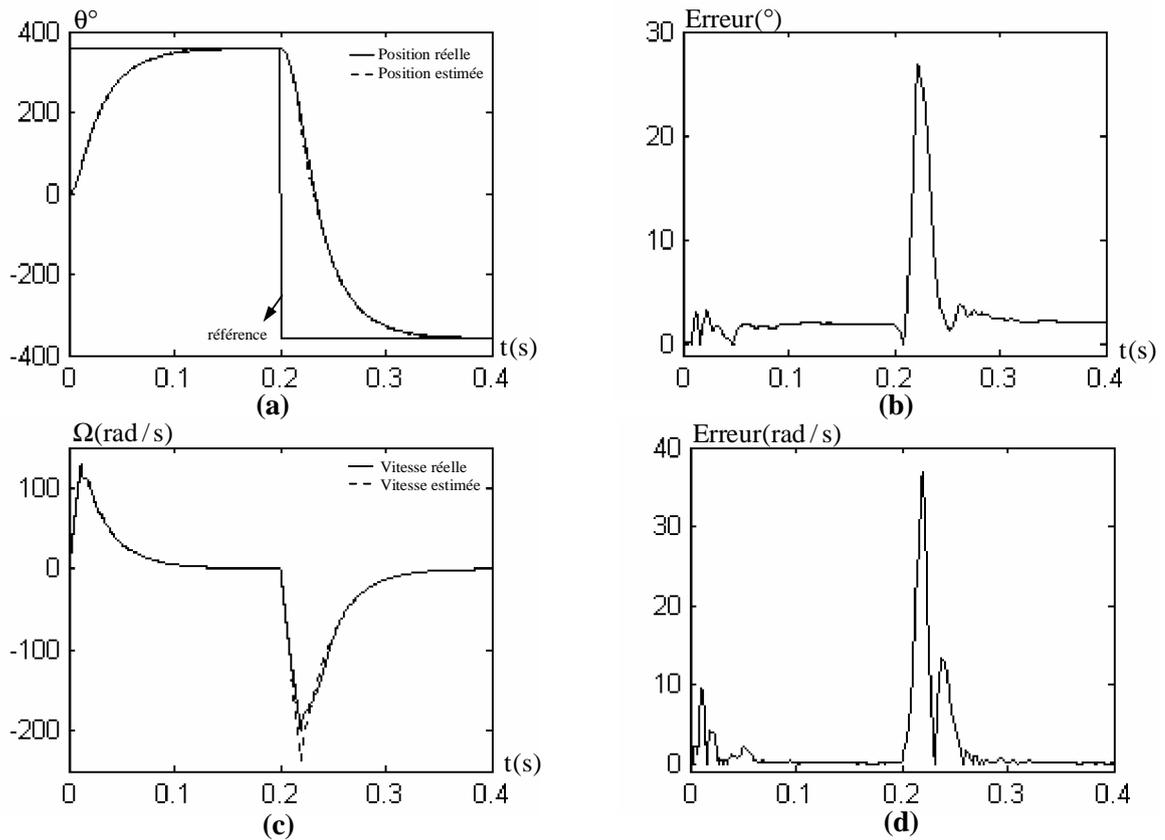


Figure 6.12: Résultats de simulation pour l'asservissement de la position de la MSAP par une commande à structure variable, pour l'inversion de la position à l'instant $t=0.2$ s.

- (a) vitesse réelle et estimée.
- (b) erreur d'estimation de la vitesse.
- (c) position réelle et estimée.
- (d) erreur d'estimation de la position.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les propriétés statiques et dynamiques de la commande vectorielle PI et de la commande CSV sans capteurs de vitesse et de position de la MSAP en utilisant le filtre de Kalman étendu.

Globalement, pour les deux types de commande, les résultats de simulation obtenus pour l'estimation de la vitesse et de la position sont très satisfaisants de point de vue erreur d'estimation, robustesse et stabilité du système d'entraînement global dans n'importe quelle condition de fonctionnement (vide, charge, inversion de sens de rotation).

Cependant, on peut constater que la CSV sans capteurs est plus robuste et plus meilleure que celle de la commande PI sans capteurs.